



PATENT
0051-0221PUS1

IN THE U.S. PATENT AND TRADEMARK OFFICE

Applicant: Tetsuya HOYA Conf.:
Appl. No.: 10/806,090 Group:
Filed: March 23, 2004 Examiner:
For: INTERCONNECTING NEURAL NETWORK SYSTEM,
INTERCONNECTING NEURAL NETWORK
STRUCTURE CONSTRUCTION METHOD, SELF-
ORGANIZING NEURAL NETWORK STRUCTURE
CONSTRUCTION METHOD, AND CONSTRUCTION
PROGRAMS THEREFOR

L E T T E R

Commissioner for Patents
P.O. Box 1450
Alexandria, VA 22313-1450

May 3, 2004

Sir:

Under the provisions of 35 U.S.C. § 119 and 37 C.F.R. § 1.55(a), the applicant(s) hereby claim(s) the right of priority based on the following application(s):

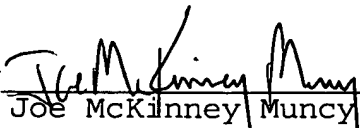
<u>Country</u>	<u>Application No.</u>	<u>Filed</u>
JAPAN	2003-080940	March 24, 2003

A certified copy of the above-noted application(s) is(are) attached hereto.

If necessary, the Commissioner is hereby authorized in this, concurrent, and future replies, to charge payment or credit any overpayment to Deposit Account No. 02-2448 for any additional fee required under 37 C.F.R. §§ 1.16 or 1.17; particularly, extension of time fees.

Respectfully submitted,

BIRCH, STEWART, KOLASCH & BIRCH, LLP

By 
Joe McKinney Muncy, #32,334
P.O. Box 747
Falls Church, VA 22040-0747
(703) 205-8000

KM/ndb
0051-0221PUS1

Attachment(s)

日 本 国 特 許 庁
JAPAN PATENT OFFICE

Tetsuya HOYA
0051-0221PUS1
10/806,090
March 23, 2004
BSI/KB, LLP
(703) 205-8000

別紙添付の書類に記載されている事項は下記の出願書類に記載されている事項と同一であることを証明する。

This is to certify that the annexed is a true copy of the following application as filed with this Office.

出 願 年 月 日 2 0 0 3 年 3 月 2 4 日
Date of Application:

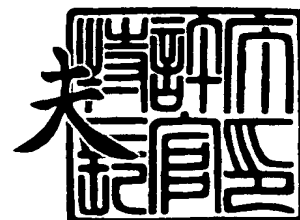
出 願 番 号 特 願 2 0 0 3 - 0 8 0 9 4 0
Application Number:
[ST. 10/C] : [J P 2 0 0 3 - 0 8 0 9 4 0]

出 願 人 独 立 行 政 法 人 理 化 学 研 究 所
Applicant(s):

特許庁長官
Commissioner,
Japan Patent Office

2 0 0 4 年 4 月 1 5 日

今 井 康 夫



出証番号 出証特 2 0 0 4 - 3 0 1 2 6 4 0

【書類名】 特許願

【整理番号】 14107701

【提出日】 平成15年 3月24日

【あて先】 特許庁長官殿

【国際特許分類】 G06G 7/60

【発明の名称】 相互結合型ニューラルネットワークシステム、相互結合型ニューラルネットワーク構造の構築方法及びその構築プログラム

【請求項の数】 14

【発明者】

 【住所又は居所】 埼玉県和光市広沢 2 番 1 号 理化学研究所内

 【氏名】 保 谷 哲 也

【特許出願人】

 【識別番号】 000006792

 【住所又は居所】 埼玉県和光市広沢 2 番 1 号

 【氏名又は名称】 理化学研究所

【代理人】

 【識別番号】 100075812

 【弁理士】

 【氏名又は名称】 吉 武 賢 次

【選任した代理人】

 【識別番号】 100091982

 【弁理士】

 【氏名又は名称】 永 井 浩 之

【選任した代理人】

 【識別番号】 100096895

 【弁理士】

 【氏名又は名称】 岡 田 淳 平

【選任した代理人】

【識別番号】 100117787

【弁理士】

【氏名又は名称】 勝 沼 宏 仁

【選任した代理人】

【識別番号】 100104961

【弁理士】

【氏名又は名称】 鈴 木 清 弘

【手数料の表示】

【予納台帳番号】 087654

【納付金額】 21,000円

【提出物件の目録】

【物件名】 明細書 1

【物件名】 図面 1

【物件名】 要約書 1

【プルーフの要否】 要

【書類名】 明細書

【発明の名称】 相互結合型ニューラルネットワークシステム、相互結合型ニューラルネットワーク構造の構築方法及びその構築プログラム

【特許請求の範囲】

【請求項 1】

核関数に従って入力ベクトルとセントロイドベクトルとの類似度に応じた発火の強さを出力する複数のニューロンを含むニューラルネットワーク部と、

前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンのうち互いに関係のあるニューロン同士をウェイト係数を介して相互に結合することにより人工ニューラルネットワーク構造を構築するネットワーク制御部とを備え、

前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンは、当該各ニューロンが外部から与えられた入力ベクトルにより活性化されたときに、核関数に従って入力ベクトルとセントロイドベクトルとの類似度に応じた発火の強さを出力する一方で、当該各ニューロンが当該各ニューロンに結合された他のニューロンの発火に起因して連鎖的に活性化されたときに、当該他のニューロンから出力された発火の強さに基づいて得られた擬似的な発火の強さを出力することを特徴とする相互結合型ニューラルネットワークシステム。

【請求項 2】

前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンは、相互に結合された他のニューロンの発火に起因して連鎖的に活性化されたときに、前記擬似的な発火の強さとともに当該各ニューロンのセントロイドベクトルを出力することを特徴とする、請求項 1 に記載の相互結合型ニューラルネットワークシステム。

【請求項 3】

前記ネットワーク制御部は、前記ニューラルネットワーク部に外部から与えられる複数の入力ベクトルに関連して時系列的に追加又は発火したニューロンの順序に基づいて、前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンのうち互いに関係のあるニューロン同士を相互に結合することを特徴とする、請求項 1 又は 2 に記載の相互結合型ニューラルネットワークシステム。

【請求項 4】

前記ネットワーク制御部は、前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンの発火の度合いに基づいて当該各ニューロン間を結び付けるウェイト係数を学習することを特徴とする、請求項 1 乃至 3 のいずれかに記載の相互結合型ニューラルネットワークシステム。

【請求項 5】

前記ネットワーク制御部は、前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンの発火の度合いに基づいて決定される所定のタイミングで当該各ニューロンを除去することを特徴とする、請求項 1 乃至 4 のいずれかに記載の相互結合型ニューラルネットワークシステム。

【請求項 6】

前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンは、前記セントロイドベクトルとして時系列的な推移を考慮した行列形式のセントロイドデータを用いる中間層ニューロンであり、当該各中間層ニューロンに結合された出力層ニューロンにおいて、前記各中間層ニューロンから出力された発火の強さの変遷を時系列的に出力することを特徴とする、請求項 1 乃至 5 のいずれかに記載の相互結合型ニューラルネットワークシステム。

【請求項 7】

前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンで用いられる前記核関数はラジアル基底関数を含むことを特徴とする、請求項 1 乃至 6 のいずれかに記載の相互結合型ニューラルネットワークシステム。

【請求項 8】

核関数に従って入力ベクトルとセントロイドベクトルとの類似度に応じた発火の強さを出力する複数のニューロンからなる人工ニューラルネットワーク構造であって、前記各ニューロンのうち互いに関係のあるニューロン同士がウェイト係数を介して相互に結合された人工ニューラルネットワーク構造を準備するステップと、

前記各ニューロンの発火の度合いに基づいて当該各ニューロン間を結び付けるウェイト係数を学習するステップとを含むことを特徴とする、相互結合型ニューラルネットワーク構造の構築方法。

【請求項 9】

前記人工ニューラルネットワーク構造を準備するステップにおいて、外部から与えられる複数の入力ベクトルに関連して時系列的に追加又は発火したニューロンの順序に基づいて、前記各ニューロンのうち互いに関係のあるニューロン同士を相互に結合することを特徴とする、請求項 8 に記載の方法。

【請求項 10】

前記各ニューロンの発火の度合いに基づいて決定される所定のタイミングで当該各ニューロンを除去するステップをさらに含むことを特徴とする、請求項 8 又は 9 に記載の方法。

【請求項 11】

前記各ニューロンで用いられる前記核関数はラジアル基底関数を含むことを特徴とする、請求項 8 乃至 10 のいずれかに記載の方法。

【請求項 12】

請求項 8 乃至 11 のいずれかに記載の方法をコンピュータに対して実行させることを特徴とする、相互結合型ニューラルネットワーク構造の構築プログラム。

【請求項 13】

核関数に従って入力ベクトルとセントロイドベクトルとの類似度に応じた発火の強さを出力する複数の中間層ニューロンであって、前記セントロイドベクトルとして時系列的な推移を考慮した行列形式のセントロイドデータを用いる複数の中間層ニューロンと、

前記各中間層ニューロンに結合された出力層ニューロンであって、前記各中間層ニューロンから出力された発火の強さの変遷を時系列的に出力する出力層ニューロンとを備えたことを特徴とする相互結合型ニューラルネットワークシステム。

【請求項 14】

前記各中間層ニューロンで用いられる前記核関数はラジアル基底関数を含むことを特徴とする、請求項 13 に記載の相互結合型ニューラルネットワークシステム。

【発明の詳細な説明】

【0001】

【発明の属する技術分野】

本発明は、人工ニューラルネットワーク構造に係り、とりわけ、構成の柔軟性及び学習の容易性に優れた新しいネットワーク形態を備えた相互結合型ニューラルネットワークシステム、相互結合型ニューラルネットワーク構造の構築方法及びその構築プログラムに関する。

【0002】

【従来の技術】

従来の人工ニューラルネットワーク構造としては、単一の入力ベクトルを入力とする階層型ネットワーク等の固定的なネットワーク形態において、ウェイトベクトル等のネットワークパラメータの調整を行うものが一般的である。ここで、ネットワークパラメータの調整を行う手法としては、ネットワークパラメータを逐次的に更新する誤差逆伝播 (backpropagation) 法が広く用いられている (非特許文献1)。

【0003】

しかしながら、上述した従来の人工ニューラルネットワーク構造では、ネットワークパラメータの調整を行う手法として、誤差逆伝播法のような、ネットワークパラメータを逐次的に更新していく逐次型の学習アルゴリズム (iterative training scheme) が用いられているので、(1)入出力の結び付けがきちんと行われるまでのネットワークパラメータの更新に多大な時間がかかる、(2)ネットワークパラメータを更新した結果得られる解が局所解 (local minima) に陥りやすく、正しい解が得られにくい、(3)ロバストな追加学習法を実現することが困難である、という問題がある。

【0004】

また、上述したような従来の人工ニューラルネットワーク構造では、構成の柔軟性が乏しく、複数の入力ベクトルを扱うことができるような実際上有用な手法が確立されていないという問題がある。

【0005】

なお、人工ニューラルネットワーク構造において複数の入力ベクトルを扱うた

めの従来の手法としては、様々なニューラルネットワーク（もしくはエージェント）をモジュール化してそれらを統合するというようなアプローチ（modular approach）が考えられている（非特許文献2）。

【0006】

しかしながら、このような手法でも、一つ一つのネットワークモジュールについては、従来のものと同様に、逐次的な学習アルゴリズムをベースにした、ネットワーク形態の固定された人工ニューラルネットワーク構造が用いられるので、上述したような本質的な問題が依然として存在している。

【0007】

【非特許文献1】

D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning internal representations by error propagation," In D. E. Rumelhart and J. L. McClelland (Eds.), Parallel Distributed Processing: explorations in the microstructure of cognition, 1, Chapter 8, Cambridge, MA, MIT Press, 1986.

【非特許文献2】

S. Haykin, "Neural Networks: A Comprehensive Foundation," Macmillan College Publishing Co. Inc., N.Y., 1994.

【0008】

【発明が解決しようとする課題】

このような背景の下で、本発明者は先に、ラジアル基底関数（RBF: Radial Basis Function）に従って入力ベクトルとセントロイドベクトルとの類似度に応じた発火の強さを出力するRBFニューラルネットワーク構造（文献:『S. Haykin, "Neural networks: A Comprehensive Foundation," Macmillan College Publishing Co. Inc., N.Y., 1994.』参照）を応用した新規なニューラルネットワーク構造を提案している（特願2001-291235号参照）。また、本発明者は、RBFニューラルネットワーク構造に含まれる各RBF素子同士を連携させて記憶連鎖の機能を実現する手法を提案している（特願2002-100223号参照）。

【0009】

本発明は、上記特願 2001-291235号及び特願 2002-100223号で提案した方法をさらに発展させたものであり、複数の入力ベクトルを入力とするようなネットワーク形態を自在にとることができ、かつ、人工ニューラルネットワーク構造の追加学習も容易に行うことができる、相互結合型ニューラルネットワークシステム、相互結合型ニューラルネットワーク構造の構築方法及びその構築プログラムを提供することを目的とする。

【0010】

【課題を解決するための手段】

本発明は、第1の解決手段として、核関数に従って入力ベクトルとセントロイドベクトルとの類似度に応じた発火の強さを出力する複数のニューロンを含むニューラルネットワーク部と、前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンのうち互いに関係のあるニューロン同士をウェイト係数を介して相互に結合することにより人工ニューラルネットワーク構造を構築するネットワーク制御部とを備え、前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンは、当該各ニューロンが外部から与えられた入力ベクトルにより活性化されたときに、核関数に従って入力ベクトルとセントロイドベクトルとの類似度に応じた発火の強さを出力する一方で、当該各ニューロンが当該各ニューロンに結合された他のニューロンの発火に起因して連鎖的に活性化されたときに、当該他のニューロンから出力された発火の強さに基づいて得られた擬似的な発火の強さを出力することを特徴とする相互結合型ニューラルネットワークシステムを提供する。

【0011】

なお、上述した第1の解決手段において、前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンは、相互に結合された他のニューロンの発火に起因して連鎖的に活性化されたときに、前記擬似的な発火の強さとともに当該各ニューロンのセントロイドベクトルを出力することが好ましい。

【0012】

また、上述した第1の解決手段において、前記ネットワーク制御部は、前記ニューラルネットワーク部に外部から与えられる複数の入力ベクトルに関連して時

系列的に追加又は発火したニューロンの順序に基づいて、前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンのうち互いに関係のあるニューロン同士を相互に結合することが好ましい。

【0013】

さらに、上述した第1の解決手段において、前記ネットワーク制御部は、前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンの発火の度合いに基づいて当該各ニューロン間を結び付けるウェイト係数を学習することが好ましい。

【0014】

さらに、上述した第1の解決手段において、前記ネットワーク制御部は、前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンの発火の度合いに基づいて決定される所定のタイミングで当該各ニューロンを除去することが好ましい。

【0015】

さらにまた、上述した第1の解決手段において、前記ニューラルネットワーク部の前記各ニューロンは、前記セントロイドベクトルとして時系列的な推移を考慮した行列形式のセントロイドデータを用いる中間層ニューロンであり、当該各中間層ニューロンに結合された出力層ニューロンにおいて、前記各中間層ニューロンから出力された発火の強さの変遷を時系列的に出力することが好ましい。

【0016】

本発明は、第2の解決手段として、核関数に従って入力ベクトルとセントロイドベクトルとの類似度に応じた発火の強さを出力する複数のニューロンからなる人工ニューラルネットワーク構造であって、前記各ニューロンのうち互いに関係のあるニューロン同士がウェイト係数を介して相互に結合された人工ニューラルネットワーク構造を準備するステップと、前記各ニューロンの発火の度合いに基づいて当該各ニューロン間を結び付けるウェイト係数を学習するステップとを含むことを特徴とする、相互結合型ニューラルネットワーク構造の構築方法を提供する。

【0017】

なお、上述した第2の解決手段においては、前記人工ニューラルネットワーク構造を準備するステップにおいて、外部から与えられる複数の入力ベクトルに関

連して時系列的に追加又は発火したニューロンの順序に基づいて、前記各ニューロンのうち互いに関係のあるニューロン同士を相互に結合することが好ましい。

【0018】

また、上述した第2の解決手段においては、前記各ニューロンの発火の度合いに基づいて決定される所定のタイミングで当該各ニューロンを除去するステップをさらに含むことが好ましい。

【0019】

本発明は、第3の解決手段として、上述した第2の解決手段における方法をコンピュータに対して実行させることを特徴とする、相互結合型ニューラルネットワーク構造の構築プログラムを提供する。

【0020】

本発明は、第4の解決手段として、核関数に従って入力ベクトルとセントロイドベクトルとの類似度に応じた発火の強さを出力する複数の中間層ニューロンであって、前記セントロイドベクトルとして時系列的な推移を考慮した行列形式のセントロイドデータを用いる複数の中間層ニューロンと、前記各中間層ニューロンに結合された出力層ニューロンであって、前記各中間層ニューロンから出力された発火の強さの変遷を時系列的に出力する出力層ニューロンとを備えたことを特徴とする相互結合型ニューラルネットワークシステムを提供する。

【0021】

なお、上述した第1乃至第4の解決手段における核関数（カーネル関数）とは、ある2つのベクトルの関係性を出力する関数をいう（文献：『N. Cristianini and J. S. Taylor, "An Introduction to Support Vector Machines, Cambridge Univ. Press, 2000.』参照）。このような核関数としては任意のものを用いることができるが、2つのベクトルの相互関係を距離で表してその度合いをスカラー形式で出力するようなラジアル基底関数や、ノルムを利用した関数が一般的に好ましく用いられる。

【0022】

本発明の第1乃至第3の解決手段によれば、各ニューロンのうち互いに関係のあるニューロン同士をウェイト係数を介して相互に結合することにより人工ニュー

ーラルネットワーク構造を構築し、各ニューロンは、外部から与えられた入力ベクトルにより活性化されたときに、核関数に従って入力ベクトルとセントロイドベクトルとの類似度に応じた発火の強さを出力する一方で、当該各ニューロンに結合された他のニューロンの発火に起因して連鎖的に活性化されたときに、当該他のニューロンから出力された発火の強さに基づいて得られた擬似的な発火の強さを出力するようにしている。このため、1つのニューロンが複数のネットワークに跨って属することが可能となり、また、複数のニューロンを任意のネットワーク形態で結合することが可能となるので、単一の入力ベクトルを入力とする従来の固定的なネットワーク形態とは異なり、複数の入力ベクトルを自在に扱うことが可能で、かつ、構成の変更等を柔軟に行うことができる。

【0023】

また、本発明の第1乃至第3の解決手段によれば、相互に結合されたニューロン間を結び付けるウェイト係数を更新することにより学習を行うので、人工ニューラルネットワーク構造の追加学習を容易に行うことができる。

【0024】

さらに、本発明の第1乃至第3の解決手段によれば、ニューロンの出力から独立した形で、ニューロン間を結び付けるウェイト係数を更新することができるので、従来の誤差逆伝播法のような学習アルゴリズムとは異なり、ウェイト係数の学習時に各ニューロンに保存されたデータそのものに全く影響がなく、ニューロンにセントロイドベクトルという形でデータを局在的に保存しながら、ニューロン同士の結合関係を規定するために分散的に保存されているウェイト係数のみを逐次的に更新することができる。このため、分散性及び局在性という異なる特徴を備えたデータ表現を実現することが可能となり、汎化能力及び追加学習能力をも持ち合わせたメモリー素子の構築が可能になる。

【0025】

さらに、本発明の第1乃至第3の解決手段によれば、セントロイドベクトルとして時系列的な推移を考慮した行列形式のセントロイドデータを用いる複数の中間層ニューロンを設け、当該各中間層ニューロンに結合された出力層ニューロンにおいて、当該各中間層ニューロンから出力された発火の強さの変遷を時系列的

に出力することにより、データベースのインクリメンタルサーチ機能のように、時間の推移とともに最終候補が絞られてゆくような認知システムを容易に構築することができる。

【0026】

本発明の第4の解決手段によれば、セントロイドベクトルとして時系列的な推移を考慮した行列形式のセントロイドデータを用いる複数の中間層ニューロンを設け、当該各中間層ニューロンに結合された出力層ニューロンにおいて、当該各中間層ニューロンから出力された発火の強さの変遷を時系列的に出力するようにしているので、データベースのインクリメンタルサーチ機能のように、時間の推移とともに最終候補が絞られてゆくような認知システムを容易に構築することができる。

【0027】

【発明の実施の形態】

以下、図面を参照して本発明の実施の形態について説明する。

【0028】

<全体構成>

まず、図1により、本発明の一実施の形態に係る相互結合型ニューラルネットワークシステムの全体構成について説明する。

【0029】

図1に示すように、相互結合型ニューラルネットワークシステム10は、ニューラルネットワーク部11と、ニューラルネットワーク部11を制御するネットワーク制御部12とを有している。

【0030】

このうち、ニューラルネットワーク部11は、複数の入力ベクトル \underline{x}^1 , \underline{x}^2 , ..., \underline{x}^n (以下、下線付きの英字はベクトルを表す) を入力として複数の出力(スカラー) o_1, o_2, \dots, o_{N_0} を出力するものであり、ラジアル基底関数(RBF: Radial Basis Function)に従って入力ベクトル $\underline{x}^1, \underline{x}^2, \dots, \underline{x}^n$ に応じた発火の強さを出力する複数のRBF素子(ニューロン)を含む。

【0031】

また、ネットワーク制御部 12 は、ニューラルネットワーク部 11 の各 RBF 素子のうち互いに関係のある RBF 素子同士をウェイト係数を介して相互に結合することにより人工ニューラルネットワーク構造を構築するものである。

【0032】

<人工ニューラルネットワーク構造>

図 2 は、図 1 に示すニューラルネットワーク部 11 内に構築される人工ニューラルネットワーク構造の一例を示す図である。

【0033】

図 2 に示すように、この人工ニューラルネットワーク構造は、3 個の入力ベクトル x^1 , x^2 , x^3 を入力するための 3 個の入力層ニューロン 13 と、入力層ニューロン 13 を介して入力された入力ベクトル x^1 , x^2 , x^3 に応じた発火の強さを出力する RBF 素子 (中間層ニューロン) 14 と、RBF 素子 14 から出力された発火の強さに基づいて最終的な出力 (スカラー) o_1 , o_2 , ..., o_{N_o} を出力する出力層ニューロン 15 とを有している。

【0034】

ここで、中間層ニューロンである 4 つの RBF 素子 14 (RBF₁, RBF₂, RBF₃, RBF₄) はウェイト係数 w_{ij} を介して相互に結合されている。また、このような RBF 素子 14 (RBF₁, RBF₂, RBF₃, RBF₄) はウェイト係数 w_{ij}' を介して出力層ニューロン 15 (o_1 , o_2 , ..., o_{N_o}) に結合されている。

【0035】

<RBF 素子>

以下、図 3 により、ニューラルネットワーク部 11 に含まれる RBF 素子 14 の詳細について説明する。

【0036】

図 3 に示すように、RBF 素子 14 は、RBF 本体部 16 と、ポインター部 17 と、ウェイト係数保持部 18 と、生存期間変数保持部 19 と、活性回数保持部 20 とを有している。

【0037】

このうち、RBF 本体部 16 は、当該 RBF 素子が外部から与えられた入力ベクトル \underline{x} により活性化されたときに、ラジアル基底関数に従って入力ベクトルに応じた発火の強さを出力する一方で、当該 RBF 素子が当該 RBF 素子に結合された他の RBF 素子の発火に起因して連鎖的に活性化されたときに、当該他の RBF 素子から出力された発火の強さに基づいて得られた擬似的な発火の強さを出力するものである。

【0038】

具体的には、 i 番目の RBF 素子 14 (RBF $_i$) の RBF 本体部 15 において、入力ベクトル \underline{x} が与えられたときの発火の強さ $h_i(\underline{x})$ は次式 (1) により表される。なお、次式 (1) において、 \underline{c}_i は RBF 素子 14 (RBF $_i$) のセントロイドベクトルを表し、 σ_i はラジウスを表す。

【0039】

【数 1】

$$h_i(\underline{x}) = \exp \left(- \frac{\| \underline{x} - \underline{c}_i \|^2_2}{\sigma_i^2} \right) \quad \dots(1)$$

【0040】

一方、 i 番目の RBF 素子 14 (RBF $_i$) の RBF 本体部 15 における擬似的な発火の強さ h_i は次式 (2) により表される。なお、次式 (2) において、 h_k は i 番目の RBF 素子 14 (RBF $_i$) に結合された他の RBF 素子 14 (RBF $_k$) の RBF 本体部 15 における発火の強さを表し、 w_{ki} は i 番目の RBF 素子 14 (RBF $_i$) と他の RBF 素子 14 (RBF $_k$) との間を結び付けるウェイト係数を表し、 L_i は i 番目の RBF 素子 14 (RBF $_i$) に結合された他の RBF 素子 14 (RBF $_k$) の数を表す。

【数 2】

$$h_i = \frac{1}{L_i} \sum_{k=1}^{L_i} w_{ki} h_k \quad \dots(2)$$

【0041】

なお、RBF 本体部 16 は、当該 RBF 素子 (例えば、 i 番目の RBF 素子 1

4 (RBF_i) が当該 RBF 素子に結合された他の RBF 素子の発火に起因して連鎖的に活性化されたときには、上式 (2) に示すような擬似的な発火の強さとともに当該 RBF 素子 (RBF_i) のセントロイドベクトル \underline{c}_i を出力するようにしてもよい。

【0042】

ポインター部 17 は、互いに関係がある他の RBF 素子に対するポインター情報を複数保持するものである。図 3 に示すように、i 番目の RBF 素子 14 (RBF_i) のポインター部 17 には、その i 番目の RBF 素子 14 (RBF_i) に結合される他の RBF 素子 14 のアドレスが、符号 $p_{i, 1} \sim p_{i, max}$ のそれぞれに保持されている。

【0043】

ウェイト係数保持部 18 は、相互に結合されている RBF 素子間を結び付けるウェイト係数を保持するものである。図 3 に示すように、i 番目の RBF 素子 14 (RBF_i) のウェイト係数保持部 18 には、その i 番目の RBF 素子 14 (RBF_i) に結合される他の RBF 素子 14 との間を結び付けるウェイト係数が、符号 $w_{i, 1} \sim w_{i, max}$ のそれぞれに保持されている。なお、符号 $w_{i, 1} \sim w_{i, max}$ に保持されているウェイト係数は、ポインター部 17 に保持されているポインター情報 $p_{i, 1} \sim p_{i, max}$ のそれぞれに対応している。

【0044】

生存期間変数保持部 19 は、i 番目の RBF 素子 14 (RBF_i) の生存期間を決定する変数 ϕ_i を保持するカウンタである。

【0045】

活性回数保持部 20 は、i 番目の RBF 素子 14 (RBF_i) が活性化した回数 ϵ_i を保存するカウンタである。

【0046】

なお、このような RBF 素子 14 からなる人工ニューラルネットワーク構造は、図 2 に示すように、複数の $\underline{x}^1, \underline{x}^2, \underline{x}^3$ を入力として複数の出力 (スカラー) o_1, o_2, \dots, o_{N_o} を出力するものであり、中間層ニューロンである RBF 素子 14 (RBF₁, RBF₂, RBF₃, RBF₄) と出力層ニューロン

15 (o_1, o_2, \dots, o_{N_o}) とが、図 2 に示すような形態でウェイト係数 $w_{ij'}$ を介して結合されているものとする、出力 o_j ($j = 1, 2, \dots, N_o$) は、次式 (3) (4) により表される。なお、次式 (3) (4) において、 h_i は j 番目の出力層ニューロン 15 (o_j) に結合された RBF 素子 14 (RBF _{i}) の RBF 本体部 15 における発火の強さを表し、 $w_{ij'}$ は j 番目の出力層ニューロン 15 (o_j) と RBF 素子 14 (RBF _{i}) との間を結び付けるウェイト係数を表し、 L_j は j 番目の出力層ニューロン 15 (o_j) に結合された RBF 素子 14 (RBF _{i}) の数を表す。

【0047】

【数 3】

$$o_j = 1/\delta_j \sum_{i=1}^{L_j} w_{ij'} h_i \quad \dots(3)$$

$$\delta_j = \sum_{i=1}^{L_j} h_i \quad \dots(4)$$

【0048】

また、出力 o_j ($j = 1, 2, \dots, N_o$) は、RBF 素子 14 (RBF₁, RBF₂, RBF₃, RBF₄) の出力の総和ではなく、出力層ニューロン 15 (o_1, o_2, \dots, o_{N_o}) に結合された RBF 素子 14 (RBF _{i} : $i = 1, 2, \dots, 4$) の発火の強さの最大値をとることによって求めてもよい。この場合には、出力 o_j ($j = 1, 2, \dots, N_o$) は、次式 (5) により表される。

【0049】

$$o_j = \max (w_{ij} h_i (\underline{x})) \quad \dots (5)$$

【0050】

<ネットワーク形態>

(相互結合型ネットワーク)

図 2 に示す人工ニューラルネットワーク構造では、4 つの RBF 素子 14 (RBF₁, RBF₂, RBF₃, RBF₄) がウェイト係数 w_{ij} を介して相互に結合されており、全体として相互結合型ネットワークを構成している。このよう

な相互結合型ネットワークシステムは、複数の入力ベクトル \underline{x}^1 , \underline{x}^2 , \underline{x}^3 を自在に扱うことが可能な多入力-多出力 (MIMO: multi-modal input multi output) システムであり、構成の変更等を柔軟に行うことができる。なお、この場合、各 RBF 素子 14 のセントロイドベクトルの大きさは、固定長でなく、入力ベクトル \underline{x}^1 , \underline{x}^2 , \underline{x}^3 の種類に応じた可変長とすることが好ましい。これにより、幾つかの異なる感覚入力 (音や画像等) を同時に処理して人間のような複合的なパターン認識を行うことができる。

【0051】

なお、図 1 に示す相互結合型ニューラルネットワークシステム 10 においては、ニューラルネットワーク部 11 内に構築される人工ニューラルネットワーク構造として、図 2 に示すようなものに限らず、図 4 乃至図 7 に示すような任意のネットワーク形態をとることができる。

【0052】

(双方向型ネットワーク)

図 4 は、図 1 に示すニューラルネットワーク部 11 内に構築される人工ニューラルネットワーク構造の他の例を示す図である。図 4 に示す人工ニューラルネットワーク構造は、3つの RBF 素子 14 (RBF_1 , RBF_2 , RBF_3) がウェイト係数 w_{13} , w_{23} を介して相互に結合されたものであり、フィードフォワード型及びフィードバック型の両方の性質を持つ双方向型ネットワークを構成している。

【0053】

具体的には例えば、入力ベクトル \underline{x}^1 が、片方の耳に相当する聴覚センサーから入力された入力ベクトルに対応し、入力ベクトル \underline{x}^2 が、片目に相当する視覚センサーから入力された入力ベクトルに対応するものとし、入力ベクトル \underline{x}^1 , \underline{x}^2 がそれぞれ RBF_1 , RBF_2 に入力されることにより、 RBF_1 , RBF_2 がそれぞれ活性化されるものとする。次に、 RBF_3 が (言語学上の) 語義ネットワーク (semantic network) 等の陳述記憶 (declarative memory) を表しているものとし、センサー等から入力された入力ベクトル \underline{x}^3 ではなく、ウェイト係数 w_{13} , w_{23} を介して結合された RBF_1 , RBF_2 の発火に起因して活

性化されたときには、上式(2)に基づく次式(6)のようなルール、又は、次式(7)のようなルールに従って擬似的な発火の強さ h_3 を決定するものとする。なお、次式(6)(7)では、 $|w_{13}h_1| \leq 1$ 及び $|w_{23}h_2| \leq 1$ という2つの条件が満たされることをあらかじめ仮定している。

【0054】

【数4】

$$h_3 = \frac{w_{13}h_1 + w_{23}h_2}{2} \quad (6)$$

【数5】

$$h_3 = \begin{cases} 1 \left(\beta \frac{w_{13}h_1 + w_{23}h_2}{2} \geq \theta_w \text{ の場合} \right) \\ 0 \text{ (そうでない場合)} \end{cases} \quad (7)$$

【0055】

この場合には、RBF₃ から最終的に出力が得られたときには、信号の流れは、 $x^1, x^2 \rightarrow \text{RBF}_1, \text{RBF}_2 \rightarrow \text{RBF}_3$ となるので、図4に示す人工ニューラルネットワーク構造はフィードフォワード型の働きをなしていることになる。

【0056】

なお、上式(6)(7)のうち、上式(7)の場合には、RBF₃ の出力がバイナリ型の出力(0又は1)となるので、条件反射(conditional reflexes)等のように、速いシナプス(synapse)間の情報の伝達を行う電気シナプスの特性を模倣することができると考えられる。それと対照的に、上式(6)の場合には、組織の微妙な調節を行う化学シナプスの特性を模倣することができると考えられる(文献:『山元大輔, 「脳と記憶の謎」, 講談社現代新書, 1997.』参照)。なお、RBF₃ は、上記文献(『脳と記憶の謎』)によれば、「視覚刺激にしか反応しないニューロンと聴覚刺激にしか反応しないニューロンの両方から情報を譲り受けて、対象の全体的イメージをつくりあげる働きをしている」、複数の感覚を統合する脳細胞の役割を模倣するもの、もしくは、哲学でいう「ゲシュ

タルト (gestalt) 」的な細胞の役割を模倣するものと考えられる。

【0057】

一方、最初に、センサーから入力された入力ベクトル x^3 が与えられて RBF₃ が活性化されたとき、又は、最初に、思考メカニズム及び言語処理の過程で語義ネットワーク内においてウェイト係数を介して結合されたノードの活性化により RBF₃ が活性化されたときには、上式 (6) 又は上式 (7) と同様のルールに従って RBF 素子 h_1 , h_2 がそれぞれ続けて活性化される。

【0058】

この場合には、信号の流れは、 $x^3 \rightarrow RBF_3 \rightarrow RBF_1, RBF_2$ となるので、図4に示す人工ニューラルネットワーク構造はフィードバック型の働きをなしていることになる。このとき、このようなフィードバック型の働きを応用し、例えば「ウェイト係数を介して結合された RBF₁, RBF₂ が活性化されたときには、その保存されているセントロイドベクトル c_1, c_2 も同時に出力する」というようにしておけば、ニューラルネットワークの出力から入力を復元して取り出すことが可能になる。具体的には例えば、「母親」という言葉から連想して、その母親の声（聴覚情報）及び顔（視覚情報）の特徴の両方を同時に取り出すことができる。

【0059】

(木構造ネットワーク)

図5は、図1に示すニューラルネットワーク部11内に構築される人工ニューラルネットワーク構造の他の例を示す図である。図5に示す人工ニューラルネットワーク構造は、図2及び図4に示す人工ニューラルネットワーク構造をさらに発展させたものであり、ディシジョンツリー (decision tree) で用いられるような木構造ネットワークを構成している。なお、図5に示す人工ニューラルネットワーク構造は、入力ベクトルが与えられる RBF 素子 14 (RBF₁, RBF₂, RBF₃, RBF₄, ...) の他、入力ベクトルが直接入力されない RBF 素子 14' (RBF₅) (感覚入力がなく情報の統合のみを行うようなニューロン) を含む。

【0060】

(格子状ネットワーク)

図6は、図1に示すニューラルネットワーク部11内に構築される人工ニューラルネットワーク構造のさらに他の例を示す図である。図6に示す人工ニューラルネットワーク構造は、図2及び図4に示す人工ニューラルネットワーク構造をさらに発展させたものであり、自己組織化マップ(SOFM: self-organising feature map) (文献: 『T. Kohonen, "The self-organizing map," Proc. IEEE, vol. 78, pp. 1464-1480, 1990.』参照)等を模倣した格子状ネットワークを構成している。このような人工ニューラルネットワーク構造は、網膜(retina)などに見られるような視覚系のコラム構造を模倣するのに有用である。

【0061】

(階層型ネットワーク)

図7は、図1に示すニューラルネットワーク部11内に構築される人工ニューラルネットワーク構造のさらに他の例を示す図である。図7に示す人工ニューラルネットワーク構造は、図2及び図4乃至図6に示す人工ニューラルネットワーク構造とは異なり、図3に示すRBF素子14を用いて従来の階層型ニューラルネットワークを構成したものである。

【0062】

ここで、図7に示すような3層の階層型ニューラルネットワークを構成する場合、RBF素子14 ($RBF_i: i=1, 2, \dots, N_h$)のポインター情報は、次式(8)に従って、

$$p_{hi, 1} = o_1, p_{hi, 2} = o_2, \dots, p_{hi, N_o} = o_{N_o} \quad \dots$$

(8)

と与えられる。

【0063】

図7に示すような階層型ニューラルネットワークは、単一の入力ベクトル $\underline{x} = [x_1, x_2, \dots, x_{N_i}]^T$ を入力として複数の出力(スカラー) o_1, o_2, \dots, o_{N_o} を出力する一入力-多出力システム(SIMO: single-modal input multiple output)であり、中間層ニューロンであるRBF素子14 ($RBF_1, RBF_2, \dots, RBF_{N_h}$)と出力層ニューロン15 (o_1, o_2, \dots, o

N_o) とが、図 7 に示すような完全結合形態でウェイト係数 w_{ij} を用いて結合されているものとする、出力 o_j ($j = 1, 2, \dots, N_o$) は、次式 (9) (10) (11) により表される。なお、次式 (9) (10) (11) において、 h_i は RBF 素子 14 (RBF_i) の RBF 本体部 15 における発火の強さを表し、 w_{ij} は j 番目の出力層ニューロン 15 (o_j) と RBF 素子 14 (RBF_i) との間を結び付けるウェイト係数を表し、 N_h は RBF 素子 14 (RBF_i) の数を表す。また、 \bar{c}_i は RBF 素子 14 (RBF_i) のセントロイドベクトルを表し、 σ_i はラジウスを表す。

【0064】

【数 6】

$$o_j = 1/\delta_j \sum_{i=1}^{N_h} w_{ij} h_i(\bar{x}) \quad \dots(9)$$

$$h_i(\bar{x}) = \exp\left(-\frac{\|\bar{x} - \bar{c}_i\|_2^2}{\sigma_i^2}\right) \quad \dots(10)$$

$$\delta_j = \sum_{i=1}^{N_h} h_i(\bar{x}) \quad \dots(11)$$

【0065】

また、出力 o_j ($j = 1, 2, \dots, N_o$) は、このような RBF 素子 14 (RBF₁, RBF₂, ..., RBF _{N_h}) の出力の総和ではなく、出力層ニューロン 15 (o_1, o_2, \dots, o_{N_o}) に結合された RBF 素子 14 (RBF_i : $i = 1, 2, \dots, N_h$) の発火の強さの最大値をとることによって求めてもよい。この場合には、出力 o_j ($j = 1, 2, \dots, N_o$) は、次式 (12) により表される。

【0066】

$$o_j = \max (w_{ij} h_i(\underline{x})) \quad \dots (12)$$

【0067】

次に、図 1 乃至図 7 に示す相互結合型ニューラルネットワークシステム 10 の作用について説明する。

【0068】

＜人工ニューラルネットワーク構造の構築＞

まず、図1に示す相互結合型ニューラルネットワークシステム10において、ネットワーク制御部12によりニューラルネットワーク部11を制御し、ニューラルネットワーク部11内において、外部から与えられる複数の入力ベクトル $\underline{x}^1, \underline{x}^2, \dots, \underline{x}^n$ に基づいてRBF素子14を適宜追加及び削除することにより、動的なパターン認識を実現する人工ニューラルネットワーク構造を構築する。

【0069】

具体的には、次のステップ1及びステップ2に従って行われる。

【0070】

ステップ1：RBF素子の数Mが上限値 M_{max} よりも小さい場合には、上式(1)で計算される発火の強さ h_i と、そのセントロイドベクトル $\underline{c}_i = \underline{x}$ とを持つRBF素子を、ニューラルネットワーク部11に加える。

【0071】

ステップ2：そうでない場合には、最も発火の弱いセントロイドの発火の強さ（例えば、j番目の h_j ）が $h_j < th$ である場合には、それを、セントロイドベクトルが $\underline{c}_j = \underline{x}$ となる、新しいものに置き換える。

【0072】

なおこのとき、外部から与えられる複数の入力ベクトル $\underline{x}^1, \underline{x}^2, \dots, \underline{x}^n$ に関連して時系列的に追加又は発火したRBF素子14の順序に基づいて、各RBF素子14のポインター部17を用いて、各RBF素子14のうち互いに関係のあるRBF素子14同士を相互に結合する。

【0073】

具体的には例えば、図8に示すように、ある時間 $t = t_1$ で、RBF₁が追加又は発火され、次いで、時間 $t = t_2$ で、RBF₂が追加又は発火されるとすると、1つ前の時間 t_1 に追加又は発火されたRBF₁のポインター情報 $p_{1,1}$ はRBF₁の次に追加又は発火されたRBF₂のアドレスを示す値に設定され、同時に、RBF₂のポインター情報 $p_{2,1}$ はRBF₁のアドレスを示す値に設

定される。また、同様にして、再度 RBF₁ が発火し、その直後に別の RBF 素子（例えば RBF₃）が引き続いて追加又は発火されたとすると、RBF₁ の 2 番目のポインター情報 $p_{1, 2}$ は RBF₁ の次に追加又は発火された RBF₃ のアドレスを示す値に設定され、同時に、RBF₃ のポインター情報 $p_{3, 1}$ は RBF₁ のアドレスを示す値に設定される。

【0074】

また、このようにして互いに関係のある RBF 素子 14 同士が相互に結合される過程で、各 RBF 素子 14 のウェイト係数保持部 18 を用いて、ウェイト係数が設定される。

【0075】

具体的には例えば、図 8 に示すように、RBF₁ と RBF₂ とが相互に結合される場合には、RBF₁ の 1 番目のウェイト係数 $w_{1, 1}$ 及び RBF₂ の 1 番目のウェイト係数 $w_{2, 1}$ に、RBF₁ と RBF₂ との間を結び付けるウェイト係数がそれぞれ設定される。

【0076】

<RBF 素子間のウェイト係数の学習>

なお、以上のようにしてニューラルネットワーク部 11 内に人工ニューラルネットワーク構造を構築する過程においては、各 RBF 素子 14 の活性回数保持部 20 を用いて、当該各 RBF 素子 14 の発火の度合いに基づいて当該各 RBF 素子 14 間を結び付けるウェイト係数を学習するようにするとよい。

【0077】

具体的には、各 RBF 素子 14 間を結び付けるウェイト係数は、Hebb の法則（文献：『D. O. Hebb, "The Organization of Behavior," John Wiley & Sons, New York, 1949.』参照）を拡張し、「ウェイト係数を介して相互に結合された 2 つの RBF 素子が、ある期間 p_1 内で 2 つとも発火し、その発火の度合いが、ある評価関数で与えられた閾値を越えたときに、そのウェイト係数の値を増加させるものとし、逆に、ある期間 p_2 内に、2 つの RBF 素子の片方もしくは両方ともが発火しなかった場合には、そのウェイト係数の値を減少させる」ものとする。

【0078】

具体的なアルゴリズムとしては次のようなものを用いることができる。

【0079】

- (1) ある期間 p_1 内に、2つのRBF素子（例えばRBF_iとRBF_j）の発火の回数 ϵ_i , ϵ_j が両方ともある閾値 θ_{p_1} を越えた場合、すなわち、次式（13）を満たす場合には、

$$\epsilon_i \geq \theta_{p_1}, \epsilon_j \geq \theta_{p_1} \quad \dots \quad (13)$$

【0080】

ウェイト係数 w_{ij} は、次式（14）に従って設定される（ただし、 $\Delta_1 w_{ij} > 0$ ）。

$$\begin{aligned} w_{ij} &= w_{ij} + \Delta_1 w_{ij} \quad (w_{ij} \text{ が存在している場合}) \\ &= w_{ij, \max} \quad (w_{ij} > w_{ij, \max} \text{ の場合}) \quad \dots \quad (14) \end{aligned}$$

$$= w_{init} \quad (w_{ij} \text{ が存在していない場合})$$

【0081】

- (2) 逆に、ある期間 p_2 内に、RBF_iとRBF_jのいずれか片方もしくは両方ともが、上式（13）を満たさない場合には、ウェイト係数 w_{ij} は次式（15）に従って設定される（ただし、 $\Delta_2 w_{ij} > 0$ ）。

$$\begin{aligned} w_{ij} &= w_{ij} - \Delta_2 w_{ij} \quad (w_{ij} > w_{init} \text{ の場合}) \\ w_{ij} &\text{ を消去} \quad (\text{そうでない場合}) \quad \dots \quad (15) \end{aligned}$$

【0082】

- (3) もし、RBF素子が、期間 p_3 ($\ll p_1, p_2$) 内に他のRBF素子と結合されなければ、そのRBF素子はニューラルネットワークから除去される。

【0083】

<RBF素子の生存期間の決定>

また、以上のようにしてニューラルネットワーク部11内に人工ニューラルネットワーク構造を構築する過程においては、各RBF素子14の生存期間変数保持部19を用いて、当該各RBF素子14の発火の度合いに基づいて決定される所定のタイミングで当該各RBF素子14を除去するようにしてもよい。

【0084】

具体的には、 i 番目の RBF 素子 14 (RBF $_i$) の生存期間を決定する変数 ϕ_i は、時間 t_i とともに単調減少する関数（例えば指数減衰関数）を用いて次式 (16) のように定義される（ただし、 $a > 0$, $t_i \geq 0$ ）。

$$\phi_i = \exp(-a \cdot t_i) \quad \dots \quad (16)$$

【0085】

上式 (16) のようにして定義される変数 ϕ_i において、減少の度合いを決定する係数である a の値は、時間 t を基準にした所定の期間 ($T_1 \leq t \leq T_2$) の間に i 番目の RBF 素子 14 (RBF $_i$) の出力が所定の閾値 θ_{out} を越えた場合には、次式 (17) に従って更新される（ただし、 $\delta_a > 0$ ）。また、この場合には同時に、上式 (16) で用いられている時間 t_i が $t_i = 0$ に初期化される。

$$\begin{aligned} a &= a - \delta_a \quad (a \geq \theta_a) \\ &= \theta_a \quad (\text{そうでない場合}) \quad \dots \quad (17) \end{aligned}$$

【0086】

そして、このようにして逐次更新される変数 ϕ_i において、 $t_i = T_2 - T_1$ のときの ϕ_i が、 $\phi_i > \theta_\phi$ (θ_ϕ は任意の閾値) である場合には、 i 番目の RBF 素子 14 (RBF $_i$) をネットワーク制御部 11 から除去する。

【0087】

なお、上式 (16) (17) において、係数 a の更新期間を $t + T_1$ から $t + T_2$ の間に限定したのは、心理学的な概念である慣れの要素に配慮したためであり、このような一定の遅延期間をおくことにより RBF 素子の効率的な学習を行うことが可能になる（文献：『山元大輔，「脳と記憶の謎」，講談社現代新書，1997.』参照）。

【0088】

<遅延的要素を考慮したニューラルネットワークの出力>

なお、ニューラルネットワーク部 11 内に構築される人工ニューラルネットワーク構造の出力 o_j ($j = 1, 2, \dots, N_o$) は、上式 (1) (2) (3) (4) に従って求められるが、これ以外にも、中間層ニューロンである RBF 素子 1

4 から出力された発火の強さの変遷を時系列的に出力するようにしてもよい。

【0089】

具体的には、第1の出力形式として、ある期間Tの間のRBF素子14の発火の統計をとり、その中の大きなもののうち、上からN (< T) 番目までのものを次式(18)～(20)に従ってベクトル形式に列挙して最終的な出力とする方法を用いることができる。

$$\underline{o}_j = [o_j(1), o_j(2), \dots, o_j(N)]^T \dots (18)$$

ここで、 $o_j(1)$ ($1=1, 2, \dots, N$) は、

$$o_j(1) = \text{sort}(\max(\theta_{ij}(t))) \dots (19)$$

$$\theta_{ij}(t) = w_{ij} h_i(\underline{x}(t)) \dots (20)$$

である。

【0090】

なお、上式(19)(20)において、 i は j 番目の出力層ニューロンにウェイト係数 w_{ij} を介して結合された全てのRBF素子の番号、 t は $t=0, 1, \dots, T-1$ (時間)、 $\text{sort}(\cdot)$ は降順に並べ替えを行う関数である。

【0091】

また、第2の出力形式として、ある期間Tの間のRBF素子14の発火の度合いを次式(21)(22)に従ってスカラー形式で出力する方法を用いることもできる。

$$o_j = f(\underline{\theta}_{ij}) \dots (21)$$

ここで、 $\underline{\theta}_{ij}$ は、

$$\underline{\theta}_{ij} = [\theta_{ij}(0), \theta_{ij}(1), \dots, \theta_{ij}(T-1)]^T \dots (22)$$

である。

【0092】

なお、上式(21)において、一例として、 $f(\cdot)$ は時間的な総和を求めるシグモイド関数とし、次式(23)に従って求められてもよい(ただし、 b は正の定数である)。

【数 7】

$$f(\bar{\theta}_{ij}) = \frac{1}{1 + \exp(-b \sum_{t=0}^{T-1} \theta_{ij}(t))} \quad (23)$$

【0093】

なお、上述した第1及び第2の出力形式に従って、中間層ニューロンであるRBF素子14から出力された発火の強さの変遷を時系列的に出力する場合には、各RBF素子14は、そのセントロイドベクトル \underline{c}_i として時系列的な推移を考慮した行列形式のセントロイドデータを用いる。 i 番目のRBF素子14 (RBF $_i$)のセントロイド行列 \underline{C}_i ($N_i \times T$)は、次式(24)のように表される。

【数 8】

$$\underline{C}_i(t) = \begin{bmatrix} \bar{c}_1(t) \\ \bar{c}_2(t) \\ \vdots \\ \bar{c}_{N_i}(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_1(0) & c_1(1) & \cdots & c_1(T-1) \\ c_2(0) & c_2(1) & \cdots & c_2(T-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ c_{N_i}(0) & c_{N_i}(1) & \cdots & c_{N_i}(T-1) \end{bmatrix} \quad (24)$$

【0094】

ここで、セントロイド行列 \underline{C}_i の最初の2行(すなわち \underline{c}_1 , \underline{c}_2)が

$$\underline{c}_1 = [2 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0.5 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ \cdots]$$

$$\underline{c}_2 = [0.5 \ 1 \ 2 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 1 \ 0 \ 1 \ 0 \ 0 \ \cdots]$$

であるとする、そのパルス列は、図9に示すようなものとなる。

【0095】

なお、上述した第1及び第2の出力形式では、ニューラルネットワークの最終的な出力は非同期的に与えられるので、一つ一つのRBF素子14の出力を、大脳生理学においてニューロンからスパイク状に出力されるパルスとみなせば、パルスの大きさ及びパルス間の時間長の変動を利用して、複数のRBF素子14間で情報を記憶させることが可能となり、いわゆるパルスドニューラルネットワーク(pulsed neural network)(文献:『J. E. Dayhoff and G. L. Gerstein, "Favored patterns in nerve spike trains I. Detection," J. Neurophys, 49 (

6), 1334-1348, 1983).』参照)、又は、いわゆる時間遅延型ニューラルネットワーク (TDNN: time delay neural network) (文献: 『K. J. Lang and G. E. Hinton, "The development of the time-delay neural network," Technical Report CMU-CS-88-152, Carnegie-Melon Univ., Pittsburgh, PA, 1988.』参照) のような記憶方式を実現することができる。

【0096】

なお、このような遅延的要素を考慮した人工ニューラルネットワーク構造を応用すると、例えば、データベースのインクリメンタルサーチ機能のように、時間の推移とともに最終候補が絞られてゆくような認知システムを構築することが可能になる。具体的には、ある最初の言葉の並び又は曲等のフレーズから、残りの文や曲を自動生成したり推定したりするような思考メカニズムを構築する場合等に应用することができる。

【0097】

このように本実施の形態によれば、ネットワーク制御部12による制御の下で、ニューラルネットワーク部11内の各RBF素子14のうち互いに関係のあるRBF素子14同士をウェイト係数を介して相互に結合することにより人工ニューラルネットワーク構造を構築し、各RBF素子14は、外部から与えられた入力ベクトル \underline{x} により活性化されたときに、ラジアル基底関数に従って入力ベクトル \underline{x} とセントロイドベクトル \underline{c}_i との類似度に応じた発火の強さ h_i を出力する一方で、当該各RBF素子14に結合された他のRBF素子14の発火に起因して連鎖的に活性化されたときに、当該他のRBF素子14から出力された発火の強さ h_k に基づいて得られた擬似的な発火の強さ h_i を出力するようにしている。このため、1つのRBF素子14が複数のネットワークに跨って属することが可能となり、また、複数のRBF素子14を任意のネットワーク形態で結合することが可能となるので、単一の入力ベクトルを入力とする従来の固定的なネットワーク形態とは異なり、複数の入力ベクトルを自在に扱うことが可能で、かつ、構成の変更等を柔軟に行うことができる。

【0098】

また、本実施の形態によれば、ネットワーク制御部12による制御の下で、ニ

ニューラルネットワーク部 11 内の相互に結合された RBF 素子 14 間を結び付けるウェイト係数を更新することにより学習を行うので、人工ニューラルネットワーク構造の追加学習を容易に行うことができる。

【0099】

さらに、本実施の形態によれば、ニューラルネットワーク部 11 内の RBF 素子 14 の出力から独立した形で、RBF 素子 14 間を結び付けるウェイト係数を更新することができるので、従来の誤差逆伝播法のような学習アルゴリズムとは異なり、ウェイト係数の学習時に各 RBF 素子 14 に保存されたデータそのものに全く影響がなく、ニューラルネットワーク部 11 内の RBF 素子 14 にセントロイドベクトルという形でデータを局在的に保存しながら、RBF 素子 14 同士の結合関係を規定するために分散的に保存されているウェイト係数のみを逐次的に更新することができる。このため、分散性及び局在性という異なる特徴を備えたデータ表現を実現することが可能となり、ミンスキーの提案した古典的な Knowledge-lines (knowledge-line) というアイデア (エージェントをシンボルベースのノードとみなし、その間を Knowledge-lines でリンクするというアイデア) (文献: 『M. Minsky, "The Society of Mind," Simon & Schuster, N.Y., 1985.』参照) と比較しても有利で、汎化能力及び追加学習能力をも持ち合わせたメモリー素子の構築が可能になる。

【0100】

さらに、本実施の形態において実現される人工ニューラルネットワーク構造は、一般回帰型ニューラルネットワーク (GRNN) 及び確率論的ニューラルネットワーク (PNN) と同様の特性を有するものであり、ネットワークの拡大及び縮小が容易で、かつ計算的な不安定要因が小さいという利点を有する。

【0101】

さらにまた、本実施の形態によれば、ニューラルネットワーク部 11 内の RBF 素子 14 (RBF_i) を、そのセントロイドベクトル c_i として時系列的な推移を考慮した行列形式のセントロイドデータを用いる中間層ニューロンとし、当該各中間層ニューロンに結合された出力層ニューロン 15 (o_j) において、各中間層ニューロンから出力された発火の強さの変遷を時系列的に出力することに

より、データベースのインクリメンタルサーチ機能のように、時間の推移とともに最終候補が絞られてゆくような認知システムを容易に構築することができる。

【0102】

なお、上述した実施の形態においては、各RBF素子14のセントロイドベクトル \underline{c}_i として、顔等の画像そのものから得られた特徴ベクトルを用いることができる他、より生物学的に妥当なモデルを考慮して、例えばHubelらによる大脳皮質第1次視覚野の研究（文献：『D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Receptive fields, binocular and functional architecture in the cat's visual cortex," Journal of Physiology, vol. 160, pp. 106-154, 1962.』参照）で明らかになった、ある特定の画像要素に反応するニューロンの働きを模倣し、線分やエッジ等の特徴ベクトルを用いることもできる。この後者の場合には、複数のRBF素子14によって全体として顔等の画像を認識するような人工ニューラルネットワーク構造が構築される。

【0103】

また、上述した実施の形態に係る相互結合型ニューラルネットワークシステム10は、RBF素子14をプログラマブルアレイとして実装する等の方法によりハードウェアとして実現することができる他、例えば、図10に示すようなコンピュータシステム40上で稼働するプログラムとしても実現することができる。ここで、コンピュータシステム40は、バス48と、バス48に接続されたプロセッサ41、メモリ42及びハードディスク43と、バス48に接続された周辺機器（キーボードやマウス等の入力装置44、ディスプレイやプリンタ等の出力装置45、FDドライブ46及びCD-ROMドライブ47）とを備えている。そして、上述したようなプログラムは、メモリ42やハードディスク43、フレキシブルディスク49及びCD-ROM50等のようなコンピュータ読み取り可能な記録媒体に格納され、プロセッサ41から逐次読み出されて実行されることにより上述したような手順を実現することができる。

【0104】

【発明の効果】

以上説明したように本発明によれば、複数の入力ベクトルを入力とするような

ネットワーク形態を自在にとることができ、かつ、人工ニューラルネットワーク構造の追加学習も容易に行うことができる。

【図面の簡単な説明】

【図 1】

本発明の一実施の形態に係る相互結合型ニューラルネットワークシステムの全体構成を示すブロック図。

【図 2】

図 1 に示す相互結合型ニューラルネットワークシステムのニューラルネットワーク部内に構築される人工ニューラルネットワーク構造の一例を示す図。

【図 3】

図 2 に示すニューラルネットワーク部で用いられる R B F 素子（ニューロン）の構成を示す図。

【図 4】

図 1 に示す相互結合型ニューラルネットワークシステムのニューラルネットワーク部内に構築される人工ニューラルネットワーク構造の他の例を示す図。

【図 5】

図 1 に示す相互結合型ニューラルネットワークシステムのニューラルネットワーク部内に構築される人工ニューラルネットワーク構造のさらに他の例を示す図。

【図 6】

図 1 に示す相互結合型ニューラルネットワークシステムのニューラルネットワーク部内に構築される人工ニューラルネットワーク構造のさらに他の例を示す図。

【図 7】

図 1 に示す相互結合型ニューラルネットワークシステムのニューラルネットワーク部内に構築される人工ニューラルネットワーク構造のさらに他の例を示す図。

【図 8】

図 2 に示す人工ニューラルネットワーク構造の構築方法を説明するための模式

図。

【図 9】

図 2 及び図 4 乃至図 7 に示す人工ニューラルネットワーク構造に含まれる R B F 素子（ニューロン）で用いられる行列形式のセントロイドデータを説明するための模式図。

【図 10】

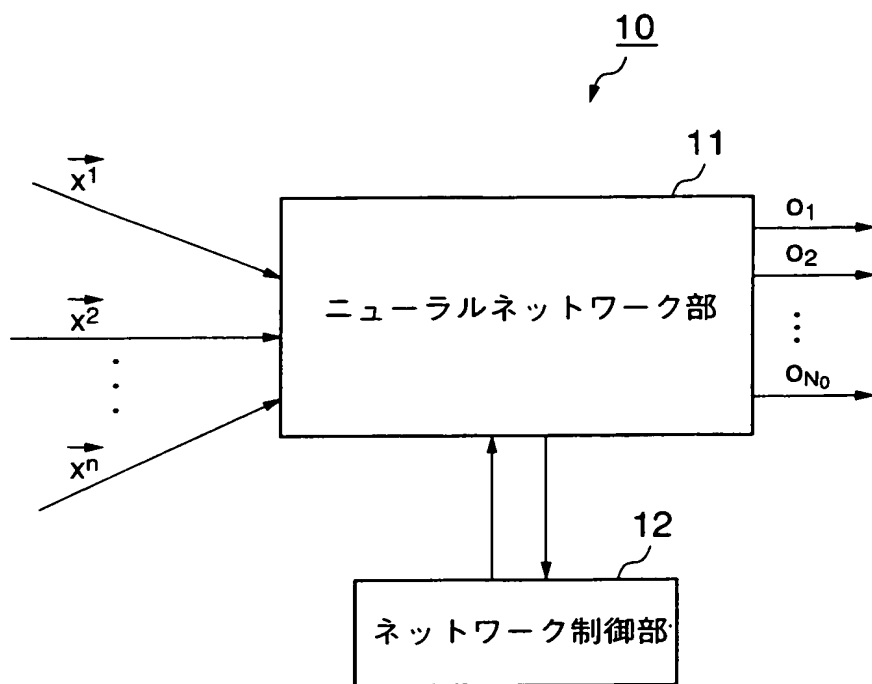
本発明の一実施の形態が適用されるコンピュータシステムの一例を示す図。

【符号の説明】

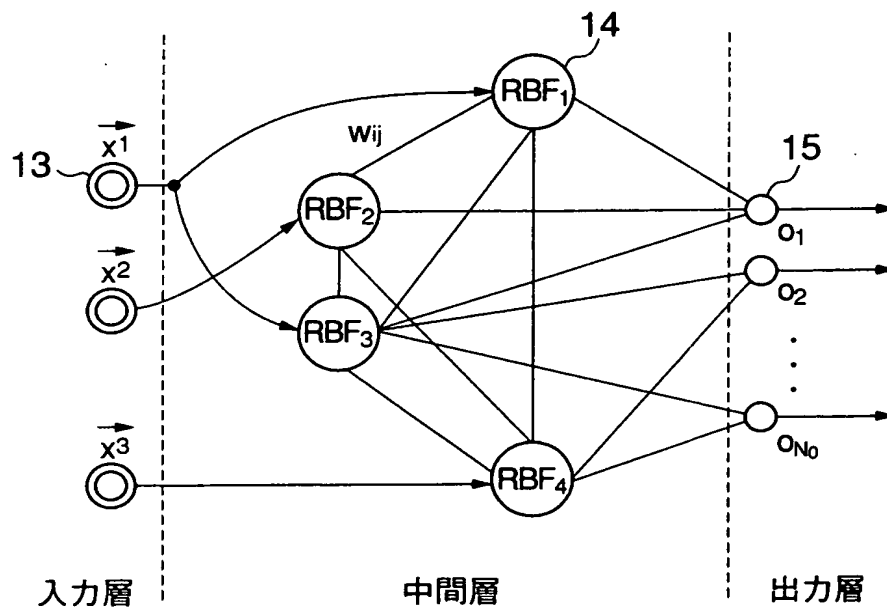
- 10 相互結合型ニューラルネットワークシステム
- 11 ニューラルネットワーク部
- 12 ネットワーク制御部
- 13 入力層ニューロン
- 14 R B F 素子（中間層ニューロン）
- 15 出力層ニューロン
- 16 R B F 本体部
- 17 ポインター部
- 18 ウェイト係数保持部
- 19 生存期間変数保持部
- 20 活性回数保持部

【書類名】 図面

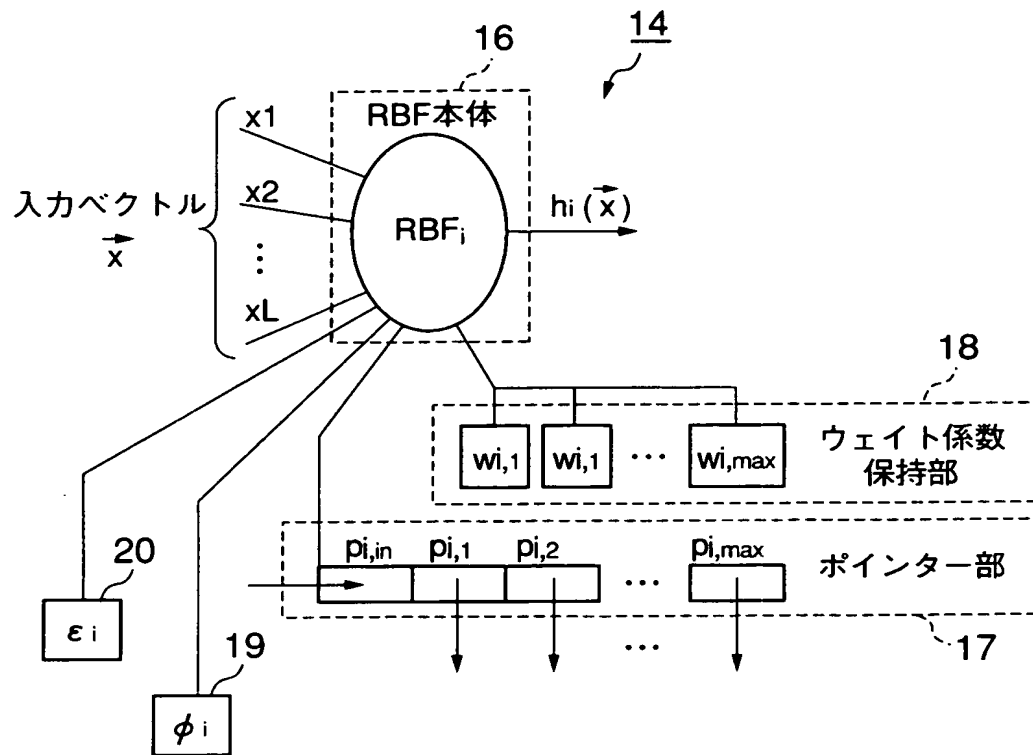
【図 1】



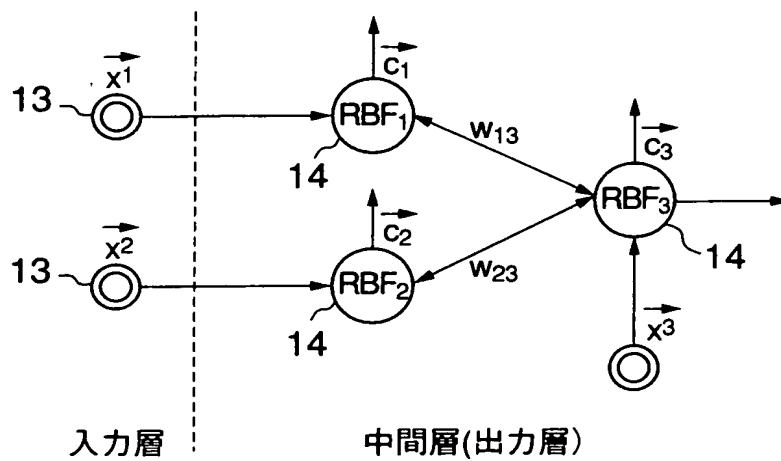
【図 2】



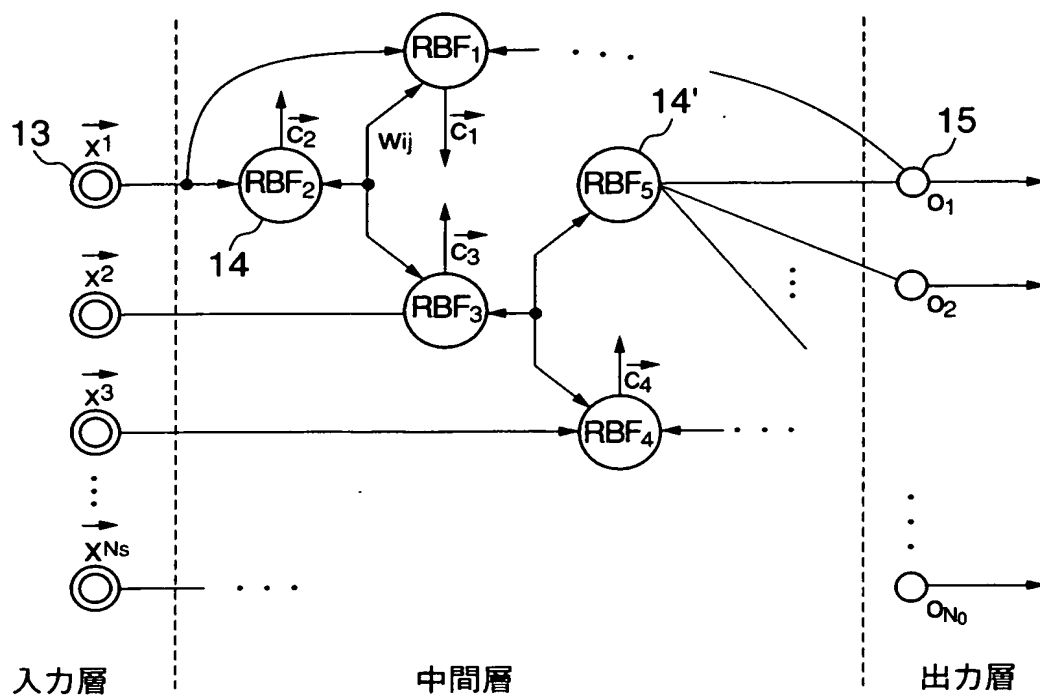
【図 3】



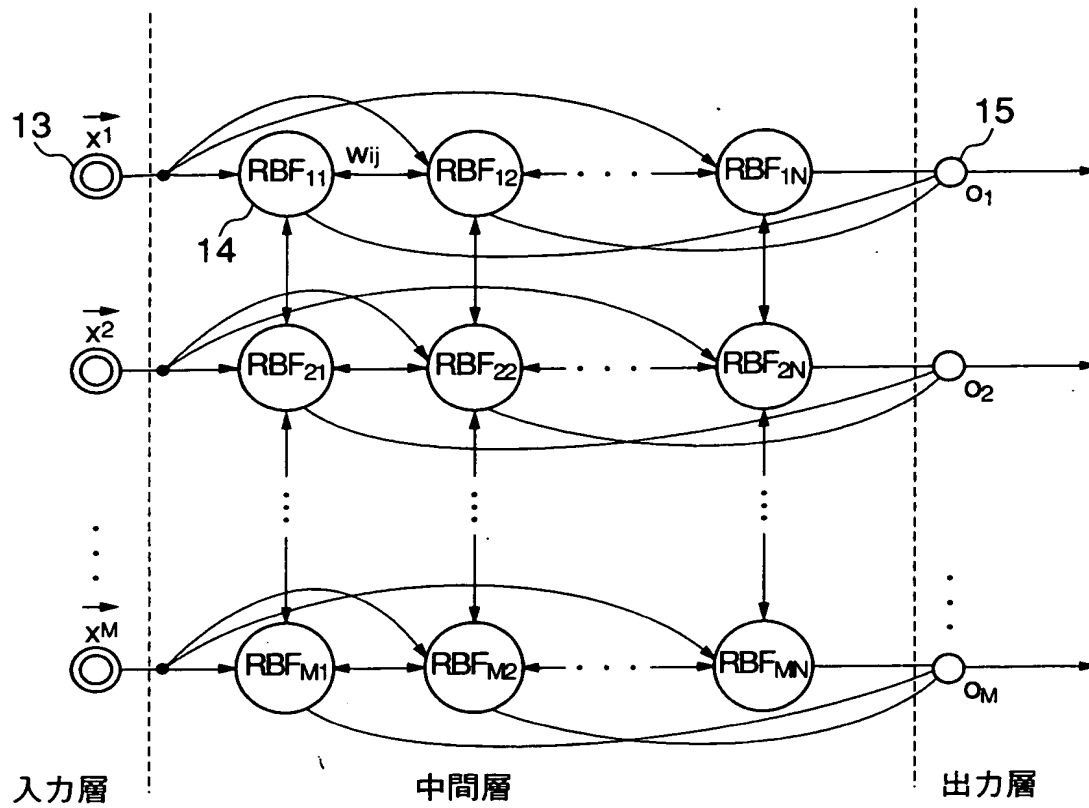
【図 4】



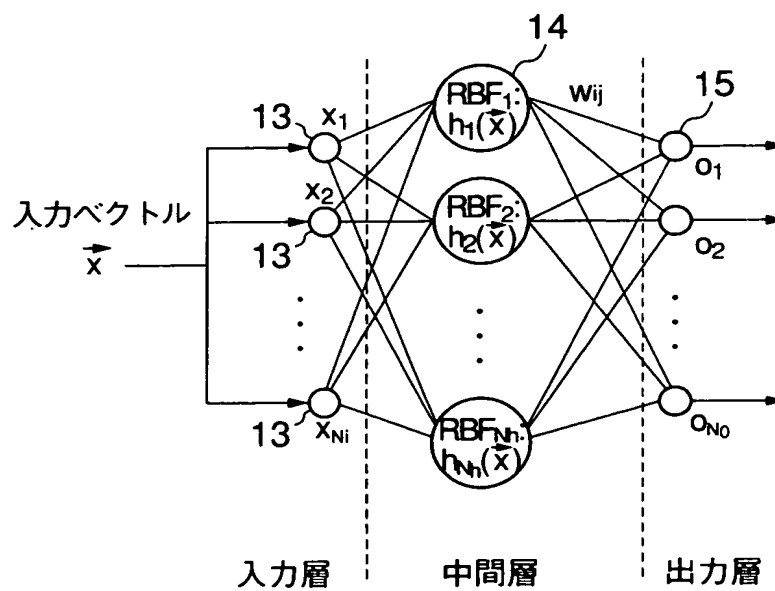
【図 5】



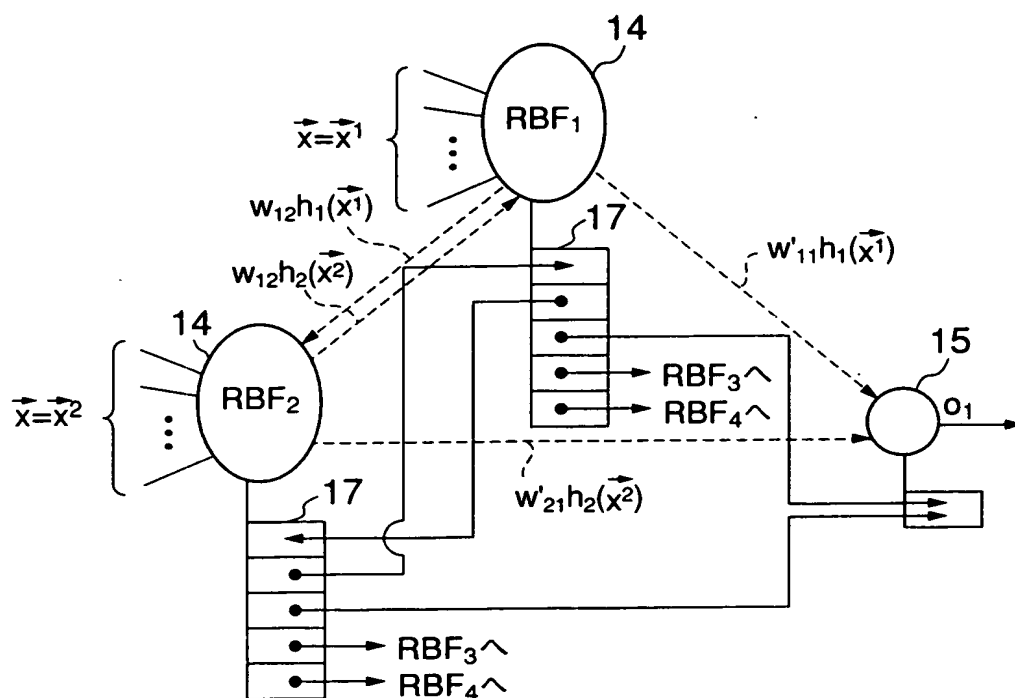
【図 6】



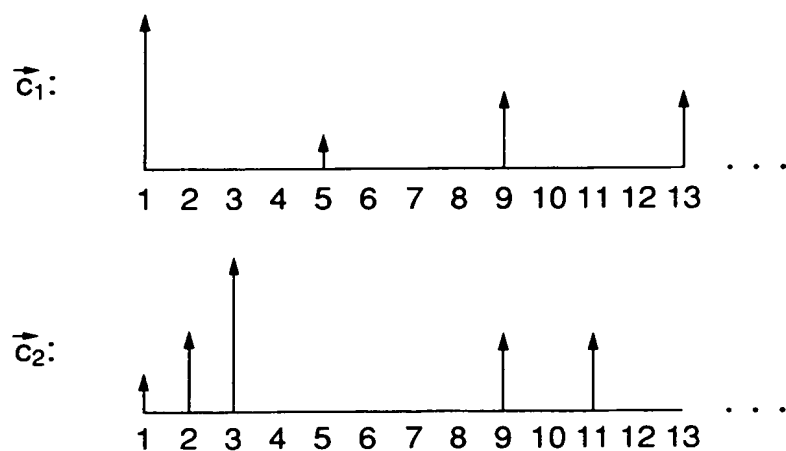
【図 7】



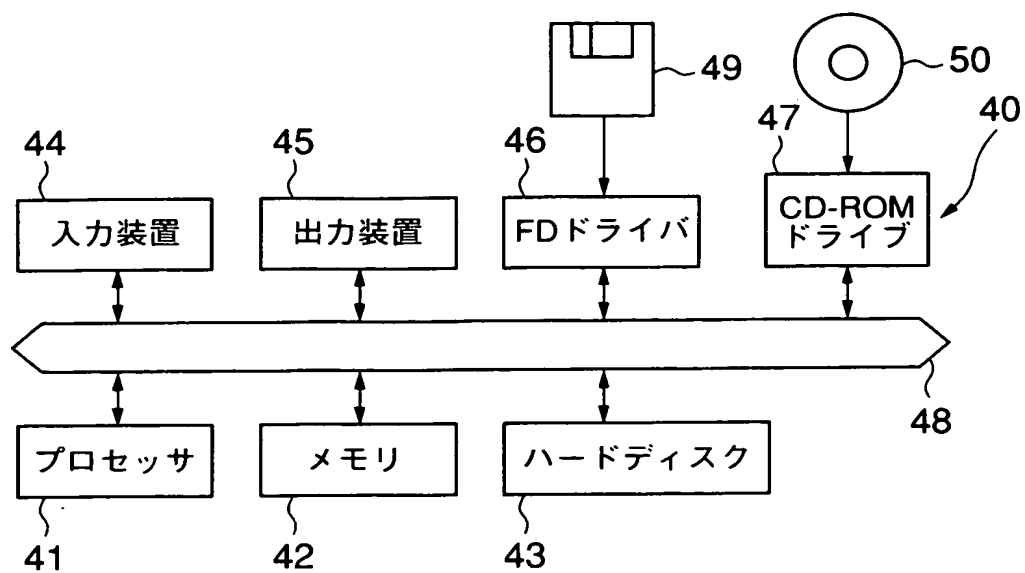
【図 8】



【図 9】



【図 10】



【書類名】 要約書

【要約】

【課題】 複数の入力ベクトルを入力とするようなネットワーク形態を自在に与えることができ、かつ、人工ニューラルネットワーク構造の追加学習も容易に行うことができる、相互結合型ニューラルネットワークシステムを提供する。

【解決手段】 各 R B F 素子 1 4 のうち互いに関係のある R B F 素子 1 4 同士をウェイト係数を介して相互に結合することにより人工ニューラルネットワーク構造を構築する。各 R B F 素子 1 4 は、外部から与えられた入力ベクトル \underline{x} により活性化されたときに、ラジアル基底関数に従って入力ベクトル \underline{x} とセントロイドベクトル \underline{c}_i との類似度に応じた発火の強さ h_i を出力する一方で、当該各 R B F 素子 1 4 に結合された他の R B F 素子 1 4 の発火に起因して連鎖的に活性化されたときに、当該他の R B F 素子 1 4 から出力された発火の強さ h_k に基づいて得られた擬似的な発火の強さ h_i を出力する。

【選択図】 図 2

【書類名】 出願人名義変更届（一般承継）
【整理番号】 14107788
【提出日】 平成15年11月18日
【あて先】 特許庁長官殿
【事件の表示】
 【出願番号】 特願2003- 80940
【承継人】
 【識別番号】 503359821
 【住所又は居所】 埼玉県和光市広沢 2 番 1 号
 【氏名又は名称】 独立行政法人理化学研究所
【承継人代理人】
 【識別番号】 100075812
 【弁理士】
 【氏名又は名称】 吉 武 賢 次
【選任した代理人】
 【識別番号】 100091982
 【弁理士】
 【氏名又は名称】 永 井 浩 之
【選任した代理人】
 【識別番号】 100096895
 【弁理士】
 【氏名又は名称】 岡 田 淳 平
【選任した代理人】
 【識別番号】 100104961
 【弁理士】
 【氏名又は名称】 鈴 木 清 弘
【提出物件の目録】
 【物件名】 権利の承継を証明する書面 1
 【提出物件の特記事項】 手続補足書で提出します。
 【包括委任状番号】 0316062

特願 2003-080940

出 願 人 履 歴 情 報

識別番号 [000006792]

1. 変更年月日	1990年 8月28日
[変更理由]	新規登録
住 所	埼玉県和光市広沢2番1号
氏 名	理化学研究所

特願 2 0 0 3 - 0 8 0 9 4 0

出 願 人 履 歴 情 報

識別番号

[5 0 3 3 5 9 8 2 1]

1. 変更年月日

2 0 0 3 年 1 0 月 1 日

[変更理由]

新規登録

住 所

埼玉県和光市広沢 2 番 1 号

氏 名

独立行政法人理化学研究所